МОСКОВСКИЙ ФИЗИКО-ТЕХНИЧЕСКИЙ ИНСТИТУТ (НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ)

Физтех-школа физики и исследований им. Ландау

Машинное обучение. Конспект

Автор:
Яренков Александр Владимирович

Долгопрудный
24 мая 2024 г.

1 Введение

Определим основные понятия и покажем их на примере из таблицы под этим предложением.

Name	Age	Statistics (mark)	Python (mark)	Eye color	Native language	Target (mark)	Predicted (mark)
John	22	5	4	Brown	English	5	1
Aahna	17	4	5	Brown	Hindi	4	5
Emily	25	5	5	Blue	Chinese	5	2
Michael	27	3	4	Green	French	5	4
Some student	23	3	3	NA	Esperanto	2	3

- Датасет/выборка/набор данных - данные, которые нам доступны

  Вся таблица, кроме последней колонки.

- Объект/наблюдение/datum/data point - элемент выборки

  Обычно(всегда ли?) мы предполагаем их независимыми и одинаково распределёнными (н.о.р.).

  Строка в таблице

- Признак/feature - характеристика объекта.

  Все колонки признаков образуют матрицу признаков/design matrix (X).

  Первые 6 колонок в таблице

- Целевая (зависимая) переменная/target (y) - переменная, значение которой нас интересует

  В задаче бинарной классификации (target принимает значения из множества мощностью 2) имеет специфическое название - label. Задача регрессии ($y \in \mathbb{R}$)

  Жёлтый столбец в таблице

- Модель - ...

- Предсказание/prediction ($\hat{y}$) - результат работы модели

  Зелёная колонка в таблице

- Функция потерь/Loss (L) - критерий качества модели. Её значение мы пытаемся уменьшать, чтобы модель была качестсвеннее.

  Примеры функции потерь:

  Mean Squared Error/дисперсия: $MSE(y, \hat{y}) = \|y - \hat{y}\|_2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N} (y_i - \hat{y}_i)^2$

  Mean Absolute Error: $MAE(y, \hat{y}) = \|y - \hat{y}\|_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} |y_i - \hat{y}_i|$

  Здесь $N-$ количество наблюдений

- Параметры - Переменные, значение которых модель выбирает сама

  Например, взвешивание данных

- Гиперпараметры - параметры, которые мы фиксируем до начала работы с данными

  Например, глубина решающего дерева

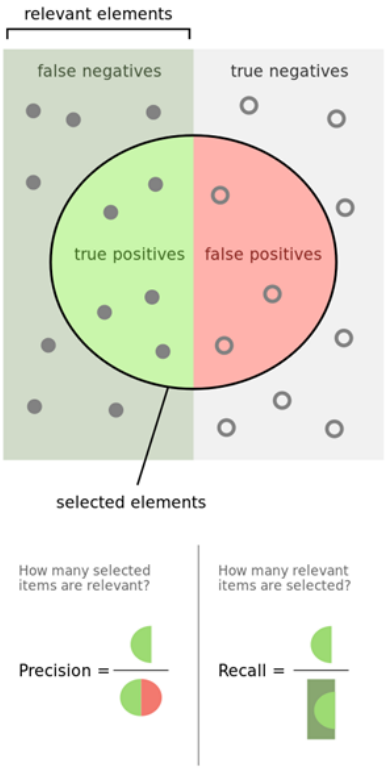
1.1 Формальная задача обучения с учителем

Обучение с учителем - обучение с наличием целевой переменной.

Поставим формально задачу обучения с учителем: $\{X_i, y_i\}_{i=1}^N$ – тренировочный датасет(training set), $f(X)$ – модель f, которой на вход подаём матрицу признаков X и получаем предсказание f(X) $= \hat{y}$, $L(X, y, f)$ – Loss function, that should be minimized

1.2 Метрики

		True condition	
	Total population	Condition positive	Condition negative
Predicted condition	Predicted condition positive	**True positive** TP	**False positive,** FP Type I error
	Predicted condition negative	**False negative,** FN Type II error	**True negative** TN



Precision - доля верно классифицированных объектов (TP) ко всем классифицированным объектам (TP + FP). Она же точность

Recall - доля верно классифицированных объектов (TP) ко всем объектам этого класса (TP + FN). Т.е. мы узнаём сколько значений из класса мы НЕ потеряли.

Есть задачи в которых важнее либо precision, либо recall. Например, заболевшие люди приходят в больницу. Если им назначить лечение, не факт что им станет лучше. Но если им не назначить лечение, то им может стать сильно хуже. Поэтому нам не так важно улучшить состояние каждого (повысить precision - в данном случае доля заболевших людей, у которых улучшилось состояние), как чтобы людям не становилось ещё хуже (т.е. нужно повысить recall - в данном случае доля заболевших людей, у которых не ухудшилось состояние)

Поэтому введём понятие F_β–score. Это метрика, учитывающая важность либо precision, либо recall.

$$F_\beta = (1 + \beta^2)\frac{Precision \cdot Recall}{\beta^2 Precision + Recall}$$

Наиболее частые частные случаи:

$\mathrm{F}_\beta|_{\beta=0} = F_0 = 2 \cdot Precision$
$\mathrm{F}_\beta|_{\beta=+\infty} = F_\infty = Recall$
$\mathrm{F}_1 = \frac{2}{\frac{1}{Precision} + \frac{1}{Recall}}$